

DOI: 10.19812/j.cnki.jfsq11-5956/ts.20250319004

引用格式: 王霞, 祁兵, 王敏, 等. 人工智能算法在食品质量与安全中的应用研究进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2025, 16(13): 180–188.

WANG X, QI B, WANG M, *et al.* Research progress on the application of artificial intelligence algorithms in food quality and safety [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2025, 16(13): 180–188. (in Chinese with English abstract).

人工智能算法在食品质量与安全中的应用 研究进展

王霞, 祁兵, 王敏, 沈斯文, 黄祎雯, 俞奔, 汪弘康, 沈秀平*

(上海市农产品质量安全中心, 上海 201708)

摘 要: 食品安全关乎国家经济发展与民众健康。随着科技发展, 传统检测手段已难以满足复杂场景下的食品安全监管需求。近年来, 人工智能(artificial intelligence, AI)因其高效率、高准确性以及强大的数据处理能力和精准识别与预测分析功能, 逐渐被应用于食品风味分析、食品安全风险评估与预警及真假鉴别等研究领域。AI 技术的应用提升了食品质量安全检测的时效性与可靠性, 通过智能化决策辅助系统, 为监管部门构建起覆盖全产业链的防控体系, 成为保障“舌尖上的安全”的核心技术支撑。本文重点介绍了机器学习和深度学习的主要算法, 综述了 AI 算法在食品质量与安全方面的应用进展, 并对 AI 算法在食品质量与安全应用中存在的问题和未来研究趋势进行了展望, 以期为进一步推动 AI 技术在食品质量与安全领域的研究和实践提供参考, 为食品质量与安全检测提供研究思路。

关键词: 人工智能; 算法; 机器学习; 深度学习; 食品质量与安全

Research progress on the application of artificial intelligence algorithms in food quality and safety

WANG Xia, QI Bing, WANG Min, SHEN Si-Wen, HUANG Yi-Wen, YU Ben,
WANG Hong-Kang, SHEN Xiu-Ping*

(Shanghai Center of Agri-product Quality and Safety, Shanghai 201708, China)

ABSTRACT: Food safety is crucial for national economic development and public health. With the development of science and technology, traditional detection methods is difficult to meet the supervision requirements of food safety in complex scenarios. In recent years, artificial intelligence (AI), with its high efficiency, high accuracy, powerful data processing capabilities, and precise identification and predictive analysis functions, has gradually been applied to research fields such as food flavor analysis, food safety risk assessment and early warning, and authenticity identification. The application of AI technology has improved the timeliness and reliability of food quality and safety

收稿日期: 2025-03-19

基金项目: 上海市农业科技创新项目(2024-02-08-00-12-F00034)

第一作者: 王霞(1985—), 女, 硕士, 高级畜牧师, 主要研究方向为食品质量与安全。E-mail: wangxia1698@163.com

*通信作者: 沈秀平(1980—), 女, 硕士, 正高级畜牧师, 主要研究方向为食品质量与安全。E-mail: shenxp1980@aliyun.com

testing, and has built a prevention and control system covering the entire industry for regulatory departments through intelligent decision-making assistance systems, becoming the core technical support for ensuring “safety on the tip of the tongue”. This paper mainly introduced the main algorithms of machine learning and deep learning algorithms, and reviewed the research progress of AI algorithms in food quality and safety. Additionally, it looks ahead to the existing problems and future research trends of the application of AI algorithms in food quality and safety. The aim is to offer references for further promoting the research and practice of AI technology in the field of food quality and safety, and to provide research ideas for the field of food quality and safety detection.

KEY WORDS: artificial intelligence; algorithms; machine learning; deep learning; food quality and safety

0 引 言

食品安全关系人民健康、经济发展和社会稳定。近年来, 食品安全问题频发, 严重危害人们健康和安全。农药残留超标、食品加工污染事件不断曝光, 非法添加、以次充好等食品掺假行为屡禁不止。人工智能(artificial intelligence, AI)是指使机器或计算机能够模拟人类智能行为的技术和系统, 本质上是通过模仿人类思考、认知、决策和行动的过程^[1-2]。AI 作为前沿科技, 数据处理能力强, 分析预测精准, 在食品质量与安全领域展现出了巨大的应用潜力和革命性价值, 有望带来前所未有的变革。

算法是 AI 技术的核心。目前 AI 算法种类繁多, 机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)是两大关键领域。其核心思路在于借助这些技术, 赋予计算机从数据中自主学习、归纳规律, 进而自行完成推理并做出决策的能力。ML 算法是一种基于数据的 AI 技术, 它驱使计算机挖掘数据里潜藏的规律和模式, 以此对未知数据进行预测与分类。DL 是 ML 的一个分支领域, 它基于深度神经网络, 通过构建具有多个隐藏层的模型, 自动从大量数据中学习复杂的模式和特征表示。伴随算力资源不断发展, DL 算法迎来爆发式增长, 其中以机器视觉领域最为显著^[3]。通过对样本数据内在规律及表现层次展开学习, 得以阐释声音、图像、文字等各类数据, 赋予算法与人类相仿的学习与分析能力。它能够模拟人类的感知(视觉、听觉)和思考过程, 从而攻克解决复杂的模式识别问题。近年来, AI 算法因其自动处理数据、发现隐藏规律和模式、效率高和准确性高等优势逐渐应用于食品风味分析、食品安全风险评估与预警及真假鉴别等研究领域^[4-5]。

ML 算法和 DL 算法各有优势和适用场景。ML 算法通常结构相对简单, 可解释性较强, 在数据量较小、问题相对简单的情况下表现良好, 适用于传统数据分析和决策支持。DL 算法能够自动学习复杂特征, 在处理大规模数据和复杂任务时具有强大的性能优势, 但模型训练成本高, 可解释性较差。在实际应用中, 需要根据具体任务需求、数据规模和计算资源等因素综合选择合适的算法。本文围

绕 ML 和 DL 算法在食品质量与安全中的应用, 介绍了 AI 的主要算法, 综述了 AI 算法在食品质量与安全方面的研究进展, 并对 AI 算法在食品质量与安全应用中存在的问题和未来研究趋势进行展望, 以期为进一步推动 AI 技术在食品质量与安全检测领域的研究和实践提供参考, 为食品质量与安全检测技术人员提供研究思路。

1 AI 算法概述

1.1 ML 算法

ML 是一类让计算机从数据中自动学习规律, 并利用这些规律对新数据进行预测或决策的方法, 主要分为监督学习、无监督学习、半监督学习和强化学习^[6]。作为 AI 的核心技术, ML 扮演着关键角色, 它通过利用统计方法和模型, 自动分析现有数据并从中学习, 以此为复杂的食品检测提供智能化应对之策。常见的 ML 算法包括线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、支持向量机(support vector machine, SVM)、决策树(decision tree, DT)、随机森林(random forest, RF)、K-近邻(K-nearest neighbors, KNN)以及 K-均值聚类^[7]。其中, LDA 用于降维和分类, SVM 用于高维度数据的分类和回归, DT、RF 和 KNN 用于分类和回归, K-均值聚类算法用于数据聚类和分割。ML 算法易于理解和实现, 可解释性强, 相对可控, 适用于各种小规模数据。但是 ML 算法在数据方面存在较高要求, 需要手动提取特征, 预测效果受限, 且无法处理较为复杂的数据集。

1.1.1 SVM

SVM 是属于监督学习算法, 在高维数据的分类与回归分析场景中应用十分普遍, 分为支持向量分类(support vector classification, SVC)和支持向量回归(support vector regression, SVR)^[8]。在分类任务里, SVM 分类器在高维特征空间中建立了一个理想的、唯一的超平面, 类似一个最大边距分类器; 而在回归任务时, SVM 分类器在高维向量空间中执行线性回归^[3]。SVM 将样本映射到高维特征空间, 通过寻找一个线性超平面使得样本能够在这个平面上被清晰地分隔开。当新的输入数据被映射到这个特征空间时,

SVM 能够准确地判断出它们应该归属于超平面的哪一边, 分类原理如图 1 所示^[6]。SVM 已被用于图像识别和分类、文本分类、药物发现以及风味物质分类和分析, 但是 SVM 在数据集较大、目标类别重叠时表现不佳^[9]。

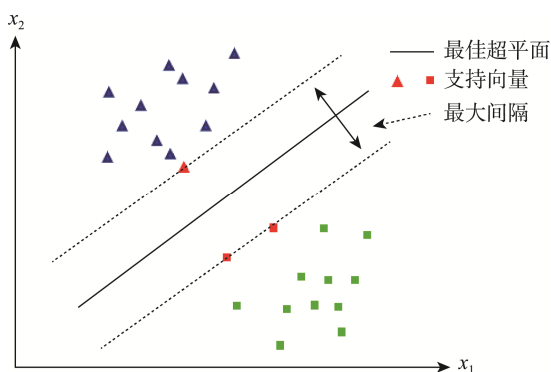


图 1 SVM 算法模型示意图

Fig.1 Schematic diagram of SVM algorithm model

1.1.2 DT

DT 算法是最经典的 ML 算法, 通过递归分割数据集来构建树状模型, 用于分类和回归任务^[10]。它通过树状模型对数据进行预测, 每个内部节点表示一个属性上的测试, 每个分支代表一个测试结果, 每个叶节点代表一个类别或一个回归值。DT 模型的建立过程是一个递归的过程, 通过对数据集的分割, 不断创建新的决策节点和分支, 直到满足某个停止条件, 最终 DT 的终端节点代表一个特定的类别或回归值^[5,11], 如图 2 所示^[7]。DT 具有运算速度快、准确率高、易于理解和解释等优点, 但是因其具有高度灵活性, 可能会导致过拟合现象。

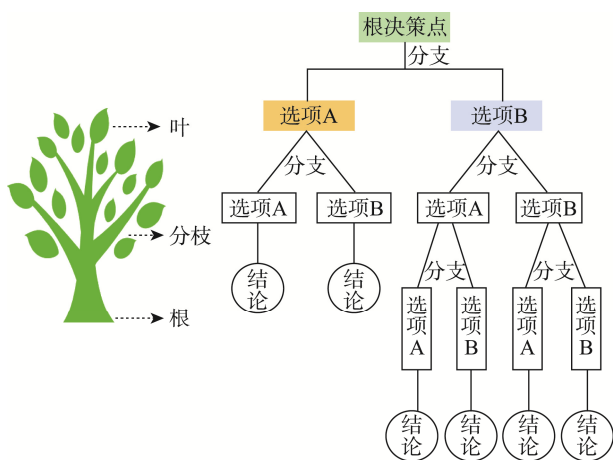


图 2 DT 算法模型示意图

Fig.2 Schematic diagram of DT algorithm model

1.1.3 RF

RF 是一个高度灵活的经典 ML 算法, 本质是一种基

于 Bagging (bootstrap aggregating) 策略的集成学习模型, 用于分类和回归任务^[12]。RF 是一个包含多个 DT 的分类器, 如图 3 所示^[7]。输出是通过简单的多数投票方法或计算单个树的输出结果的平均值而获得。其中, 简单多数投票法用于分类模型, 单棵树输出结果的简单平均法用于回归模型^[5]。作为多个 DT 的集成方法, RF 不仅克服了 DT 方法过拟合的风险, 提高了模型的稳定性和准确性, 而且可以处理高维数据或不平衡数据集的多类问题。与 DT 相比, RF 能够处理大型数据集, 但数据处理耗时, 需要更多的资源存储, 并且无法做到实时预测^[13]。

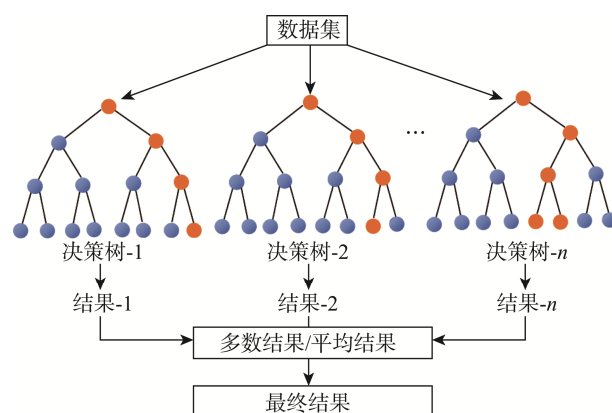


图 3 RF 模型示意图

Fig.3 Schematic diagram of RF model

1.1.4 KNN 算法

KNN 算法是一种基本的监督学习算法, 用于解决分类问题。工作原理是基于相似性的假设, 即相近的数据点更可能属于同一类别。在分类问题中, KNN 算法通过计算新数据点与训练集中所有数据点的距离, 选取距离最近的 K 个邻居, 并根据这 K 个邻居的类别来预测新数据点的类别。通常情况下, 会选择出现频率最高的类别作为新数据点的预测类别, 如图 4 所示^[14]。在类别决策时, KNN 方法只与少量的邻近样本有关, 靠周围有限的邻近的样本来确定所属类别, 因此适合类域的交叉或重叠较多的待分类样本集。作为最简单的 ML 算法, KNN 的主要局限性在于其存储需求和计算成本较高^[15]。

此外, LDA 是机器学习领域的一种经典算法, 属于监督学习方法。通过寻找一个线性组合将数据投影到低维空间, 使得不同类别的数据尽可能分开, 同一类别的数据尽可能紧凑, 在降维和分类任务中表现出色。

1.2 DL 算法

DL 作为 ML 的一个重要分支, 是通过构建多层神经网络来实现自主学习和预测的能力, 其核心是深度神经网络, 它由多个层次的神经元组成, 每一层都可以提取出不

同的特征信息, 从而实现对复杂数据的学习和预测, 被广泛用于解决高度复杂的分类和回归问题^[16-17]。常见 DL 算法有人工神经网络(artificial neural networks, ANN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、自编码器(autoencoder, AE)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)、反向传播(back propagation, BP)等^[2,18-19]。

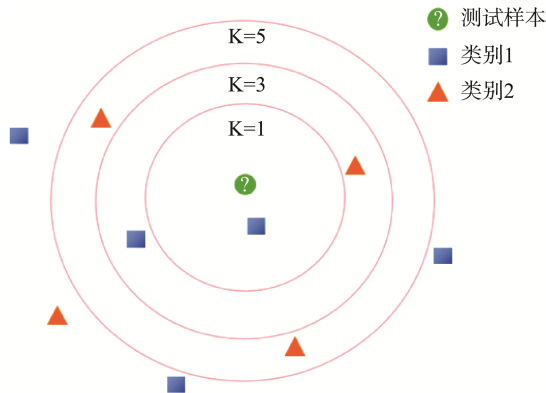


图 4 KNN 算法模型示意图

Fig.4 Schematic diagram of KNN algorithm model

与传统的 ML 相比, DL 算法能自动提取特征, 适用于大规模的数据集, 且预测效果好。但是对计算资源要求较高, 包括计算机性能和存储空间, 训练时间长, 增加成本和时间成本, 模型可解释性差。

1.2.1 ANN

ANN 是 20 世纪 80 年代以来 AI 领域兴起的研究热点, 是一种模仿生物大脑神经元之间相互连接和传递信息的计算模型。它由大量的神经元组成, 这些神经元通过连接权重相互连接, 形成一个复杂的网络结构, 神经网络中神经元的基本模型如图 5 所示, 包括输入、权重、偏置、激活函数和输出等关键要素^[20]。

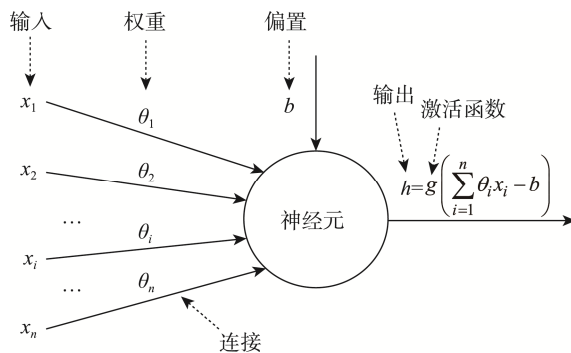


图 5 神经元模型示意图

Fig.5 Schematic diagram of the neuron model

ANN 工作原理是通过样本训练挖掘系统的隐含规律, 建立某种简单模型, 按不同的连接方式组成不同的网络(如图 6 所示), 可实现预警预测功能^[21]。作为 AI 学科分支, ANN 因独特结构和信息处理方法, 在食品领域得到广泛应用, 如水果质量分等分级、粮食中水分检测及风味分析等方面^[14,22]。

1.2.2 CNN

CNN 是应用最广泛的 DL 预测模型之一。CNN 是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络, 具有计算效率高、精确度高、模型可解释性强等优点, 广泛应用于图像识别、视频分析、预测等领域^[23]。CNN 主要由 CNN 层、池化层和分类层 3 类层组成, 具有表征学习能力, 能够按其阶层结构对输入信息进行平移不变分类, 如图 7 所示^[22]。通过输入图像, 卷积网络处理, 得出图像是什么的(分类)结论。CNN 用于图像处理单元进行训练的效果显著提高, 对图像、物体等非结构化数据的处理呈现显著优势^[6]。

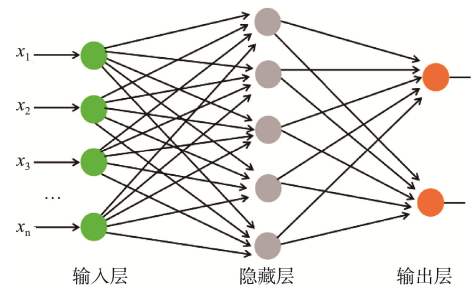


图 6 单隐藏层 ANN 模型示意图

Fig.6 Schematic diagram of a single hidden layer ANN model

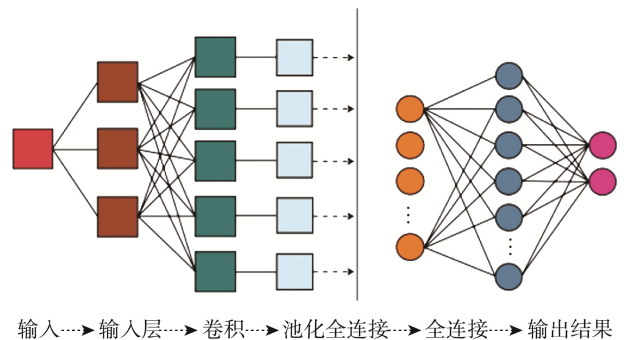


图 7 典型 CNN 模型示意图

Fig.7 Schematic diagram of a typical CNN model

2 AI 算法在食品质量与安全中的应用

随着人们生活水平的提高, 消费者对食品质量与安全的需求日益增长。AI 算法的快速发展为食品风味分析、品质检测、风险评估与预警分析及真假鉴别等方面带来了新的契机^[24-28]。

2.1 AI 算法在食品风味分析中的应用

食品风味影响人们食欲和口感体验,会直接影响食物的受欢迎程度^[29]。传统的风味分析检测方法预测食品风味的能力有限,近年来 ML 算法被应用于预测食品的风味。通过对大量风味成分数据以及感官评价数据的学习与训练,运用 ML 算法建立分类和预测模型,显著提升风味预测的准确性与效率^[3,7,30]。

在食品风味检测领域,电子鼻与 ML 结合的技术展现出卓越性能,其优势在于通过电子鼻传感器采集食品气味,并利用 ML 算法进行数据分析与分类^[31]。YU 等^[32]通过电子鼻、电子舌结合气相色谱-质谱仪检测了不同地区的 12 种典型传统发酵大豆酱,筛选出共有的挥发性化合物,并运用 SVR 方法,分析预测酯类、氨基酸氮、总酸和盐度。结果表明,预测的相关系数均在 0.8 以上,表明 SVR 与电子鼻、电子舌采集的数据相结合,可有效预测食品的关键风味特征。目前,ML 已实现了对香气类型、特征、强度和感知的高精度预测,也成功预测了滋味如酸味、甜味、苦味和鲜味的分类及强度。国婷婷^[33]结合虚拟仪器技术、数据预处理技术及分类识别技术,建立了基于集成学习的电子舌预测模型,并将其成功用于小麦储存年限的检测分析中。

2.2 AI 算法在食品品质检测中的应用

食品品质是食品的外观、口感、营养价值、保质期等方面的综合表现。ML 算法在食品的分类与品质指标预测领域中应用广泛。相较于传统的肉眼判断,DL 提供了一种便捷、高效、准确的食品品质指标检测方式^[23]。BAVIERA-PUIG 等^[34]将层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)与感官分析相结合,构建多准则模型用于评估桃子和油桃等核果类水果的品质。LIU 等^[35]开发了一种基于 DL 的超声图像预测猪肉肌内脂肪百分比的方法,利用 CNN 模型来准确预测肌内脂肪,突出 AI 算法在畜肉品质检测中的应用。

此外,新鲜度也是食品品质中的一个重要属性,直接决定食品的可食用性^[17]。HE 等^[36]将高光谱成像技术提取的平均光谱作为数据来源,建立了 CNN 结合长短期记忆模型对白菜和菠菜的新鲜度进行预测,该模型在训练集、验证集和测试集的分类准确率均超过 80%。DL 在食品新鲜度检测中具有优势,但也面临着数据需求大、训练复杂度高和鲁棒性差等挑战。

2.3 AI 算法在食品质量安全检测中的应用

随着科学技术不断迭代,食品安全检测技术取得显著进步,但在个别参数检测方法灵敏度与特异性仍存在不足。多残留复合污染的精准分析仍存在困难,以农药、兽药残留检测为例,不同药物理化性质、极性差异显著,导致多组分同步检测面临技术壁垒。此外,食品安全检测数

据呈现多源异构、高维海量的特征,传统统计分析方法难以高效处理,亟需探索新的分析技术与数据处理模式,以突破现有检测技术的应用局限。深度学习算法的发展,尤其是 CNN 在图像特征提取,循环神经网络对序列数据的高效处理以及迁移学习在小样本学习领域的突破,拓展了食品安全检测的应用场景^[37]。此外,AI 与光谱分析、色谱分析等传统检测手段的融合,进一步提升了食品安全检测的分析速度和准确性^[38-40]。

张昊等^[41]借助 DL 模型,建立了对特定水生蔬菜高辨识度的识别系统和水生蔬菜中 4 种有害元素含量水平预警系统,该系统可用于食品安全风险监测工作。LI 等^[42]使用柔性纸基传感器获取食品样品中氯毒素的拉曼信号,并结合偏最小二乘算法构建了预测模型,用于快速检测食品中氯毒素。STULTS 等^[43]运用 3 种 ML 技术,构建了鱼类中全氟和多氟烷基物质(per- and polyfluoroalkyl substances, PFAS)分类指纹模型,用于地表水中的 PFAS 源跟踪。SUN 等^[44]将电化学传感器与 ML 结合,建立了一个快速、灵敏和可靠的食物污染物检测系统,推动了智能检测系统的发展。MOUSAVIZADEGAN 等^[45]基于 ML 的智能手机图像分析荧光检测四环素,开发了 ANN 模型和 Bagging+DT 模型,用于水和牛奶样品中四环素的准确快速检测。

AI 算法与光谱技术、色谱技术的结合,为食品安全筑牢防线。色谱技术分离食品复杂成分,通过 AI 算法优化色谱参数,能够快速精准定量农药残留、兽药残留等有害物质;光谱技术通过特征光谱识别物质,结合 AI 算法可筛查非法添加剂,鉴别伪劣食品,准确率高。通过多种技术的协同,实现食品中微生物快速鉴定与溯源及食品新鲜度、品质的实时动态监测,提升食品安全检测效率与准确性,保障消费者饮食安全。

2.4 AI 算法在食品安全风险评估与预警中的应用

目前已有多项研究利用 ML 技术建立农药残留、微生物等风险因子预警模型,并进行精准评估。刘广杰^[46]以国家市场监督管理总局公布的食用农产品安全检测数据为数据基础,基于集成学习(light gradient boosting machine, Light GBM)多层次分类预测思维,训练数据,构建了一个可靠性高的食用农产品合格分类预警模型,并用于食用农产品不合格样品的风险预测。

目前,我国食品安全风险预警的主要手段限于对近期抽检情况的统计分析,缺乏多维性的分析。ML 因具备对大数据的强大分析能力与对多种特征间潜在联系的识别能力,适合准确识别食品安全风险发生的多维度关联特征并预测风险。周洁红等^[47]利用 2014—2022 年超 30 万条生鲜水产品质量抽检大数据,基于 RF 算法构建了生鲜水产品风险预测模型,有效实现了生鲜水产品质量安全风险的预警。张星联等^[21]以 2011—2012 年我国 5 省市的蔬菜中

农药残留监测数据为样本, 采取神经网络方法构建风险预警模型, 探索了基于常规监测数据的神经网络预警模型在农产品质量安全风险管理中的应用。结果显示, 预警模型具有一定可行性和实用性, 为提升农产品质量安全风险管理水平提供了新思路。

此外, 利用大数据处理技术, 结合 AI 算法, 深度挖掘农产品中农药残留、真菌毒素等指标与气候因素(气温、降雨量等)间的内在关联性, 建立多元因子预测模型, 可作为一种基于农产品检测数据和气候信息大数据的新型农产品安全风险预警方法。WANG 等^[48]利用 ML 对欧洲小麦多种真菌毒素污染进行区域预测, 以作物物候数据、天气数据和卫星图像作为输入数据, 预测欧洲区域小麦中一种或多种真菌毒素的风险水平。结果显示, 内部和外部验证的预测精确度为 0.90~0.99, 预测性能较高。

2.5 AI 算法在食品真假鉴别中的应用

AI 算法与光谱、色谱、图像、质谱等分析技术深度融合, 为食品真假鉴别提供了精准高效的解决方案。AI 在食品真实性鉴别中发挥重要作用, 有效保障了食品的真实性与可靠性。SUN 等^[49]借助 ML 联合网络爬虫算法检索文献, 总结了近年来国内外主要果汁鉴伪技术的研究与应用进展, 阐述了基于代谢组学的非靶向/靶向标记法在果汁鉴伪中的应用, 为果汁鉴伪技术研究提供参考。CHUNG 等^[50]提出了一种 ML 模型, 无需寻找特定物质, 以非靶向方法检测牛奶掺假, 从而监控和标记可疑样本。DL 模型在图像和数据分析方面展现出较高的准确性, 能够有效识别和分类食品样本中的掺假成分。GENG 等^[51]、LIU 等^[52]利用 CNN 结合图像技术来捕捉图像特征, 开发了一种快速简便的检测肉类掺假的方法, 对羊肉片和牛肉片的鉴别准确率分别达到 99.38%和 98.20%。

3 局限与挑战

AI 算法在食品质量与安全领域取得了一定进展, 但仍存在一些不足和挑战。

3.1 数据质量与安全问题

AI 算法的性能高度依赖于数据的质量和数量。食品质量安全数据来源广泛, 格式标准不统一, 共享难度大, 阻碍了 AI 算法对大量数据的整合运用。数据采集、质量控制和真实性评估的标准化程序缺失, 影响 AI 模型的准确性。其次, 数据安全也面临挑战。因此, 在使用 AI 模型进行品质分析、风险预警等研究时, 需要充分考虑数据的来源、质量和优化方式, 确保模型的可靠准确, 同时保护数据隐私和安全。

3.2 模型的可解释性与透明度

目前, 大多数 AI 算法, 尤其是 DL 算法, 属于黑盒模

型, 其决策过程和依据难以理解和解释, 可能导致监管部门和消费者对 AI 算法在食品质量与安全检测结果和风险评估结论缺乏信任。为提高算法的可解释性与透明度, 需要开展相关研究, 开发可解释的 AI 算法模型, 或建立辅助解释系统, 对 AI 算法的决策过程进行可视化展示和解释说明。

3.3 应用场景复杂

面对食品种类繁多、成分复杂、生产环境多变等情况, AI 算法难以保证检测、预警的准确性与稳定性。通过优化数据处理、改进算法、实时监测与动态调整等策略, 提升 AI 模型稳定性, 使其更好服务于食品安全保障。

3.4 复合型人才短缺

AI 算法在食品质量与安全领域的应用需要既懂 AI 技术又熟悉食品质量安全专业知识的复合型人才。因此, 需要培养既具备扎实 AI 理论基础又掌握食品安全专业知识的复合型人才, 同时鼓励政府与企业、高校、科研机构合作, 推动 AI 技术在食品质量与安全领域的创新发展。

3.5 法规缺失与成本昂贵

当前 AI 算法在食品领域应用的法规滞后, 对于数据使用、责任界定等缺乏明确规范, 出现问题难以追责。此外, AI 系统需购置数据采集设备、投入大量计算资源与专业技术人员, 成本高昂, 限制了 AI 技术在食品质量安全及数字化监管中的应用。

4 展 望

未来应加快技术革新, 促进新技术与 AI 深度融合, 实现实时监测与数据更新, 构建多维动态预测预警模型, 实现风险预警精准化。推动数据共享与合作, 打造超大规模、高维度的食品质量与安全数据库, 为 AI 算法的训练和应用提供充足的数据支持。通过数据的深度挖掘与融合应用, 为 AI 算法提供“智慧动力”, 激发创新活力, 催生更多突破性的 AI 应用成果, 引领食品质量与安全行业迈向智能化发展, 全方位守护公众“舌尖上的安全”。

参考文献

[1] 孙名楷. 人工智能技术在现代食品检测中的应用与展望[J]. 现代食品, 2024, 30(22): 159-161.
SUN MK. Application and prospect of artificial intelligence technology in modern food detection [J]. Modern Food, 2024, 30(22): 159-161.
[2] 左敏, 纪慧卓, 苏礼君, 等. 人工智能在食品安全中的最新应用及进展[J]. 中国食品学报, 2024, 24(10): 1-13.
ZUO M, JI HZ, SU LJ, et al. Advancements and modern applications of artificial intelligence in ensuring food safety [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2024, 24(10): 1-13.

- [3] 蔡尉彤, 冯涛, 宋诗清, 等. 机器学习在预测食品风味中的研究进展[J]. 食品科学, 2024, 45(12): 11–21.
CAI WT, FENG T, SONG SQ, *et al.* Research progress on the application of machine learning in predicting food flavor [J]. Food Science, 2024, 45(12): 11–21.
- [4] 梁玲玲. 食品安全风险预警方法研究及应用[D]. 北京: 北京化工大学, 2022.
LIANG LL. Research and application on food safety risk early warning method [D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2022.
- [5] 马红迪. 基于决策树和随机森林模型的食品安全风险预警-以山东省食品添加剂为例[D]. 大连: 东北财经大学, 2020.
MA HD. Food safety risk warning based on decision tree and random forest model: A case study of Shandong food additives [D]. Dalian: Dongbei University of Finance and Economics, 2020.
- [6] 黄晓琛, 张凯利, 刘元杰, 等. 机器学习与计算机视觉技术在食品质量评价中的研究进展[J]. 食品科学, 2024, 45(12): 1–10.
HUANG XC, ZHANG KL, LIU YJ, *et al.* Research progress on machine learning and computer vision technology in food quality evaluation [J]. Food Science, 2024, 45(12): 1–10.
- [7] 沈潇, 王海涛, 姚凌云, 等. 机器学习在食品风味分析中的应用[J]. 食品科学, 2024, 45(12): 31–41.
SHEN X, WANG HT, YAO LY, *et al.* Application of machine learning in food flavor analysis [J]. Food Science, 2024, 45(12): 31–41.
- [8] 邵元海, 刘黎明, 黄凌伟, 等. 支持向量机的关键问题和展望[J]. 中国科学: 数学, 2020, 50(9): 1233–1248.
SHAO YH, LIU LM, HUANG LW, *et al.* Key issues of support vector machines and future prospects [J]. Scientia Sinica (Mathematica), 2020, 50(9): 1233–1248.
- [9] 元成伟, 赵纪国. 基于支持向量机的食品中有害物质含量检测研究[J]. 中国食品工业, 2024(14): 135–137.
YUAN CW, ZHAO JG. Research on the detection of harmful substances content in food based on support vector machine [J]. China Food Industry, 2024(14): 135–137.
- [10] 王雅洁, 杨冰, 罗艳, 等. 大数据挖掘在食品安全风险预警领域的应用[J]. 安徽农业科学, 2015, 43(8): 332–334.
WANG YJ, YANG B, LUO Y, *et al.* The application of big data mining in food safety alert field [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2015, 43(8): 332–334.
- [11] 李杏桢, 林汉森, 邱少健, 等. 机器学习在农田土壤污染识别、修复和风险评估中的应用研究进展[Z]. 农业资源与环境学报, <https://doi.org/10.13254/j.jare.2024.0776>
LI XZ, LIN HS, QIU SJ, *et al.* The application of machine learning in identification, remediation, and risk assessment of farmland soil pollution: A review [Z]. Journal of Agricultural Resources and Environment. <https://doi.org/10.13254/j.jare.2024.0776>
- [12] 刘玉航, 曲媛, 蒋嘉铭, 等. 基于优化随机森林算法预测食品检验不合格指标[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(18): 7567–7472.
LIU YH, QU Y, JIANG JM, *et al.* Prediction of unqualified index of food inspection based on optimized random forest algorithm [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2021, 12(18): 7567–7472.
- [13] 赵汉卿. 随机森林算法在中药材产地溯源中的应用研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2024.
ZHAO HQ. The application of random forest algorithms in the geographical origin traceability of traditional Chinese medicinal materials [D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2024.
- [14] YI LZ, WANG WF, DIAO YH, *et al.* Recent advances of artificial intelligence in quantitative analysis of food quality and safety indicators: A review [J]. Trends in Analytical Chemistry, 2024, 180: 117944.
- [15] 陈扬, 刘勤明, 梁耀旭. 小样本不平衡设备数据下的机器学习策略研究[J]. 上海理工大学学报, 2022, 44(4): 407–416.
CHEN Y, LIU QM, LIANG YX. Machine learning strategy under small sample unbalanced equipment data [J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2022, 44(4): 407–416.
- [16] 丁浩晗, 田嘉伟, 谢祯奇, 等. 机器学习和大数据在食品领域的应用[J]. 食品与发酵工业, 2024, 50(24): 353–361.
DING HH, TIAN JW, XIE ZQ, *et al.* Applications of machine learning and big data in food industry [J]. Food and Fermentation Industries, 2024, 50(24): 353–361.
- [17] 刘江鹏. 基于深度学习的果蔬新鲜度识别技术研究[D]. 郑州: 河南工业大学, 2023.
LIU JP. Research on identification technology for fruit and vegetable freshness based on deep learning [D]. Zhengzhou: Henan University of Technology, 2023.
- [18] 丁浩晗, 王龙, 侯浩钊, 等. 深度学习在食品安全检测与风险预警中的应用[J]. 食品科学, 2025, 46(6): 295–308.
DING HH, WANG L, HOU HK, *et al.* Application of deep learning in food safety detection and risk warning [J]. Food Science, 2025, 46(6): 295–308.
- [19] 邵月明. 基于深度学习的鱼类新鲜度检测设计[D]. 杭州: 浙江海洋大学, 2023.
SHAO YM. Fish freshness detection design based on deep learning [D]. Hangzhou: Zhejiang Ocean University, 2023.
- [20] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
ZHOU ZH. Machine learning [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [21] 张星联, 张慧媛, 唐晓纯, 等. 基于神经网络的蔬菜农药残留风险预警模型研究[J]. 中国农业大学学报, 2015, 20(2): 259–267.
ZHANG XL, ZHANG HY, TANG XC, *et al.* Research on the early-warning model of vegetable pesticide residues based on a neural

- network [J]. Journal of China Agricultural University, 2015, 20(2): 259–267.
- [22] YU WB, OUYANG ZW, ZHANG YF, *et al.* Research progress on the artificial intelligence applications in food safety and quality management [J]. Trends in Food Science & Technology, 2025, 156: 104855.
- [23] 郭兴, 孙莹, 刘树萍, 等. 深度学习在食品质量与安全检测中的应用进展[J]. 食品工业科技, 2025, 46(6): 20–29.
- GUO X, SUN Y, LIU SP, *et al.* Advance in application of deep learning in food quality and safety detection [J]. Science and Technology of Food Industry, 2025, 46(6): 20–29.
- [24] 张微. 人工智能与大数据在食品安全信息监管中的应用[J]. 食品安全导刊, 2024, 9: 135–137, 141.
- ZHANG W. The application of artificial intelligence and big data in food safety information supervision [J]. China Food Safety Magazine, 2024, 9: 135–137, 141.
- [25] 崔晓晖, 李伟, 顾诚淳. 食品科学大数据与人工智能技术[J]. 中国食品学报, 2021, 21(2): 1–8.
- CUI XH, LI W, GU CC. Big data of food science and artificial intelligence technology [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science, 2021, 21(2): 1–8.
- [26] 刘光惠, 陈卓超, 鲜思东, 等. 基于随机森林的食品安全监测预警研究[Z]. 重庆工商大学学报(自然科学版), <https://link.cnki.net/urlid/50.1155.n.20240115.1711.002>
- LIU GH, CHEN ZC, XIAN SD, *et al.* Research on food safety monitoring and early warning based on random forest [Z]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), <https://link.cnki.net/urlid/50.1155.n.20240115.1711.002>
- [27] 吴立颖, 葛宇. 基于多源异构数据的肉类食品安全风险评级模型研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(12): 165–173.
- WU LY, GE Y. Research on risk rating model for meat food safety based on multi-source heterogeneous data [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(12): 165–173.
- [28] 李晓理, 卜坤, 翟玉鹏, 等. 基于人工智能技术的重大活动食品安全与风险评估综述[J]. 北京工业大学学报, 2021, 47(5): 530–539.
- LI XL, BU K, ZHAI YP, *et al.* Review of food safety and risk assessment for high profile events based on artificial intelligence technology [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2021, 47(5): 530–539.
- [29] 苏礼君, 李健, 孔建磊, 等. 机器学习技术在食品风味分析中的研究进展[J]. 食品工业科技, 2024, 45(18): 19–30.
- SU LJ, LI J, KONG JL, *et al.* Progress in research on machine learning for studies on food flavor analysis [J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(18): 19–30.
- [30] SCHREURS M, PIAMPONGSANT S, RONCORONI M, *et al.* Predicting and improving complex beer flavor through machine learning [J]. Nature Communications, 2024, 15: 2368.
- [31] CUI ZY, QI CL, ZHOU TX, *et al.* Artificial intelligence and food flavor: How AI models are shaping the future and revolutionary technologies for flavor food development [Z]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, <https://doi.org/10.1111/1541-4337.70068>
- [32] YU SS, HUANG XY, WANG L, *et al.* Characterization of selected Chinese soybean paste based on flavor profiles using HS-SPME-GC/MS, E-nose and E-tongue combined with chemometrics [J]. Food Chemistry, 2022, 375: 131840.
- [33] 国婷婷. 基于集成学习的人工电子舌及其在农产品质量检测中的应用研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2020.
- GUO TT. Research on artificial electronic tongue based on ensemble learning and its application in agricultural product quality detection [D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2020.
- [34] BAVIERA-PUIG A, GARCÍA-MELÓN M, LÓPEZ-CORTÉS I, *et al.* Combining sensory panels with analytic hierarchy process (AHP) to assess nectarine and peach quality [J]. Cogent Food & Agriculture, 2023, 9: 2161184.
- [35] LIU Z, DU H, LAO FD, *et al.* PIMFP: An accurate tool for the prediction of intramuscular fat percentage in live pigs using ultrasound images based on deep learning [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108552.
- [36] HE MY, LI C, CAI ZY, *et al.* Leafy vegetable freshness identification using hyperspectral imaging with deep learning approaches [J]. Infrared Physics & Technology, 2024, 138: 105216.
- [37] 邓建勇. 人工智能在食品安全检测中的应用研究[J]. 食品安全导刊, 2024, 9: 158–160.
- DENG JY. Research on the application of artificial intelligence in food safety testing [J]. China Food Safety Magazine, 2024, 9: 158–160.
- [38] YUAN Y, JI ZT, FAN AW, *et al.* Deep learning-assisted fluorescence spectroscopy for food quality and safety analysis [J]. Trends in Food Science & Technology, 2025, 156: 104821.
- [39] 陈珏, 李佳琮, 刘翠玲, 等. 荧光光谱技术结合机器学习算法检测大白菜中吡虫啉含量[J]. 食品安全质量检测学报, 2023, 14(13): 134–140.
- CHEN J, LI JC, LIU CL, *et al.* Determination of imidacloprid in cabbage by fluorescence spectroscopy combined with machine learning algorithms [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2023, 14(13): 134–140.
- [40] 黄晓琛, 张凯利, 肖华明, 等. 利用图像分析和深度学习预测油菜籽中总酚含量[J]. 食品安全质量检测学报, 2023, 14(19): 29–36.
- HUANG XC, ZHANG KL, XIAO HM, *et al.* Predicting total phenolic content in rapeseed using image analysis and deep learning [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2023, 14(19): 29–36.
- [41] 张昊, 刘德晔, 吉文亮. 基于深度学习机器视觉模型的水生蔬菜中 4 种有害元素提示系统研究[J]. 江苏预防医学, 2023, 34(5): 543–545.
- ZAHNG H, LIU DH, JI WL. Study on an alert system for four harmful elements in aquatic vegetables based on a deep learning-enabled machine

- vision model [J]. *Jiangsu Journal of Preventive Medicine*, 2023, 34(5): 543–545.
- [42] LI HH, GENG WH, MD MH, *et al.* Rapid detection of chloramphenicol in food using SERS flexible sensor coupled artificial intelligent tools [J]. *Food Control*, 2021, 128: 108186.
- [43] STULTS JF, HIGGINS C, HELBLING DE. Integration of per-and polyfluoroalkyl substance (PFAS) fingerprints in fish with machine learning for PFAS source tracking in surface water [J]. *Environmental Science & Technology Letters*, 2023, 10(11): 1052–1058.
- [44] SUN X, LIU F, XUE X. Machine learning combined with electrochemical sensor for rapid detection of Sudan Red I in food [J]. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 2024, 18: 95–104.
- [45] MOUSAVIZADEGAN M, HOSSEINI M, SHEIKHOLESLAMI MN, *et al.* Smartphone image analysis-based fluorescence detection of tetracycline using machine learning [J]. *Food Chemistry*, 2023, 403: 134364.
- [46] 刘广杰. 基于数据驱动的食用农产品安全风险预警研究[D]. 保定: 河北大学, 2024.
- LIU GJ. Research on data-driven safety risk warning for edible agricultural products [D]. Baoding: Hebei University, 2024.
- [47] 周洁红, 魏珂, 金宇, 等. 基于机器学习的食品安全风险预测与监管政策启示-以生鲜水产品为例[J]. *农业经济问题*, 2024, 5: 4–19.
- ZHOU JH, WEI K, JIN Y, *et al.* Food safety Risk prediction and regulatory policy implications based on machine learning: Evidence from fresh aquatic products [J]. *Issues in Agricultural Economy*, 2024, 5: 4–19.
- [48] WANG XX, LIU C, FELS-KLERX HJVD. Regional prediction of multi-mycotoxin contamination of wheat in Europe using machine learning [J]. *Food Research International*, 2022, 159: 111588.
- [49] SUN Y, 王译霄, 宣晓婷, 等. 基于机器学习联合网络爬虫算法的果汁鉴别技术的研究进展[J]. *华中农业大学学报*, 2022, 41(1): 269–276.
- SUN Y, WANG YX, XUAN XT, *et al.* Progress of fruit juices authenticity technology based on machine learning and web crawler algorithm [J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2022, 41(1): 269–276.
- [50] CHUNG T, SAN TI, YAN LN, *et al.* Non-targeted detection of food adulteration using an ensemble machine-learning model [J]. *Scientific Reports*, 2024, 12: 20956.
- [51] GENG J, LIU J, KONG X, *et al.* The fishmeal adulteration identification based on microscopic image and deep learning [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 198: 106974.
- [52] LIU DW, MA Y, YU SQ, *et al.* Image based beef and lamb slice authentication using convolutional neural networks [J]. *Meat Science*, 2023, 195: 108997.

(责任编辑: 于梦娇 蔡世佳)